

Extraction de pistes d'un signal vibratoire dans le plan temps fréquence

F. RETRAINT

Laboratoire de Modélisation et sûreté des Systèmes

12 rue Marie Curie, BP 2060, 10010 Troyes Cedex, France

florent.restraint@utt.fr

Résumé – Cet article traite de l'extraction automatique de pistes dans le plan temps fréquence. Extraire une piste consiste à identifier et à chaîner l'ensemble des points du plan temps fréquence qui sont associés au suivi temporel d'un harmonique du signal. L'extraction est effectuée à partir d'un modèle Markovien des pistes.

Abstract – This paper deals with automatic tracks extraction on time frequency signal representations. The extraction consists in binding the points of a signal harmonic on the time frequency representation. The extraction is obtained from a Markovien model of the tracks.

1. Introduction

Dans cet article, nous traitons le problème d'extraction des pistes d'un signal vibratoire dans le plan temps fréquence. Une piste correspond à une succession temporelle de maxima de l'amplitude du spectre instantané du signal. Extraire une piste consiste à identifier et à chaîner l'ensemble des points du plan temps fréquence qui sont associés au suivi temporel d'un harmonique du signal. Une analyse automatique de l'amplitude de chacun des harmoniques en fonction du temps ne peut se faire qu'à partir du moment où un algorithme est capable d'initialiser, de suivre et d'arrêter chacune des pistes de manière automatique. Pour tenir compte de l'évolution aléatoire des pistes, nous avons choisi d'utiliser un modèle Markovien pour modéliser ces pistes. La littérature sur les méthodes d'extraction de pistes est abondante [1,2,3]. Mais nous pouvons noter que des chaînes de Markov cachées ont été utilisées dans un cadre similaire par Paris et Jauffret [4]. Dans un premier temps, nous présentons le modèle correspondant. Ensuite, nous présentons les résultats de l'extraction de quelques pistes sur des signaux simulés.

2. Positionnement du problème

On pose S l'ensemble des sites s discrets de l'image temps fréquence du signal. On aura donc pour une image de taille $m \times n$:

$$S = \{ s \mid s = (x, y) ; (x, y) \in [1 \dots n] \times [1 \dots m] \}$$

A chaque site $s \in S$ nous associons une valeur de niveau de gris normalisée (c'est à dire comprise entre 0 et 1) : $s \rightarrow x_s \in \Omega$, où Ω désigne l'espace des valeurs.

On appellera configuration x une application de S dans Ω :

$$x = (x_s, s \in S), x \in \Omega^S$$

On associe pour cela à chaque site s une variable aléatoire X_s à valeur dans Ω . On définit naturellement un vecteur aléatoire X associé au réseau S :

$$X = (X_r, X_s \dots) \text{ à valeurs dans } \Omega^S.$$

On notera $P(X=x)$ la probabilité de la configuration $x = (x_r, x_s \dots)$, c'est à dire la probabilité jointe $P(X_r=x_r, X_s=x_s \dots)$ avec $r, s \in S$. On notera $P(X_s=x_s)$ la marginale de la variable aléatoire X_s à la valeur x_s et V_s la configuration du voisinage du site s : $V_s = \{x_r\}, r \in V_s, r \neq s$.

Tout champ de Markov de portée bornée (taille des voisinages bornée) à probabilité strictement positive sur l'espace des configurations Ω^S est un champ de Gibbs :

$$P(X=x) = 1/Z \exp(-U(x)) \text{ avec } U(x) = \sum_{c \in C} U_c(x)$$

où chaque terme $U_c(x)$ est la restriction à la clique c de la fonction de potentiel.

Dans le cadre de cette étude, nous avons choisi le système de cliques de la figure (1).

Ce système de cliques définit la structure de la liste chaînée de largeur unitaire des pistes.

L'énergie $U(x)$ choisie est la suivante :

$$U(x) = \sum_{c \in C} U_c(x) \text{ avec } U_c(x) = \prod_{s \in c} x_s$$

Les fonctions de potentiel de cliques U_c vont permettre de rechercher les structures locales définies par le système de cliques. La minimisation de l'énergie $U(x)$ va nous permettre d'extraire les sites de l'image ayant une probabilité forte d'appartenir à une piste.

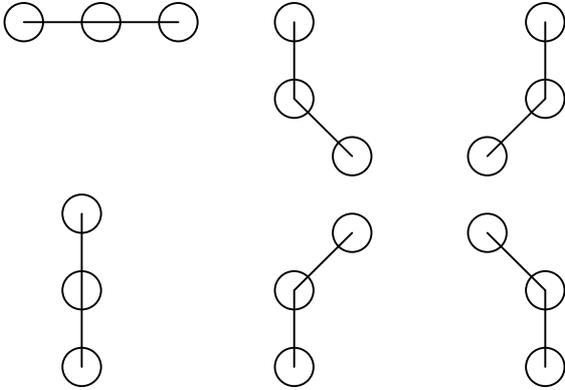


FIG. 1 : système de cliques

3. Algorithme de segmentation

3.1 Description de l'algorithme

L'algorithme proposé est inspiré de l'algorithme déterministe ICM (Iterated Conditional Modes) [5]. L'algorithme de minimisation consiste à choisir un site dans le voisinage de s en lui affectant la valeur 0 afin de maximiser la probabilité conditionnelle locale :

Initialisation de la solution : $x(0)$

Faire

Choisir le site de valeur maximale : $s(n)$ (La configuration de voisinage instantanée est notée : $V_{s(n)}$)

Choisir le site $r \in V_{s(n)}$ et lui affecter la valeur 0 tel que

$$x(n+1) = \operatorname{argmax}_{\zeta} P(X = \zeta / V_{s(n)}) = \operatorname{argmax}_{\zeta} \alpha(\zeta) = \operatorname{argmin}_{\zeta} U(\zeta / V_{s(n)})$$

Fin tel que

$$s(n+1) = r$$

Tant que ($\alpha >$ seuil de confiance)

Le « seuil de confiance », c'est à dire le seuil au-delà duquel la recherche d'une quelconque structure n'a plus de sens, est défini à partir de l'histogramme de l'image. En effet, la distribution de l'image étant gaussienne (cela est du au fait que l'image est peu structurée), on peut raisonnablement fixer le « seuil de confiance » en fonction de la moyenne et de l'écart type de cette distribution.

3.2 Application aux images temps fréquence

Les figures (2) et (3) représentent deux simulations d'images temps fréquence d'un signal vibratoire. La minimisation de l'énergie définie préalablement permet

d'obtenir une segmentation de l'image. Les pixels obtenus après segmentation (en blanc sur les images des figures (4) et (5)) définissent seulement la probable présence d'une piste. La largeur des pistes n'est pas unitaire, dépend de l'appareil de mesure des images temps fréquence et varie d'une piste à l'autre. L'extraction des pistes nécessite d'une part la dissociation des différentes pistes et d'autre part le suivi, c'est à dire la caractérisation d'une liste chaînée de pixels de largeur unitaire pour chaque piste. Par conséquent, dans la suite, nous allons montrer comment extraire les pistes à partir des pixels obtenus par la segmentation.

4. Extraction et étiquetage des pistes

4.1 Modélisation du problème

Pour l'extraction et l'étiquetage des pistes nous appliquons le même principe en rajoutant à l'énergie un terme, $U_2(x)$, permettant de dissocier deux pistes :

$$U_2(x) = (x_s - 1/2 \sum_{(r \in C; r \neq s)} x_r)^2$$

L'énergie devient alors :

$$U(x) = \sum_{c \in C} U_c(x) + \sum_{c \in C} U_2(x)$$

Le deuxième terme à pour effet de pénaliser les brusques variations de niveaux de gris et donc de privilégier une certaine stationnarité dans les niveaux de gris de chaque piste.

4.2 Algorithme d'extraction à partir des images segmentées

L'algorithme est basé sur le même principe que le précédent. Il a pour objectif d'obtenir une liste chaînée de pixels et une étiquette pour chaque piste de l'image :

Initialisation de la solution : image segmentée $x(0)$

Initialisation de l'étiquette des pistes

Tant qu'il n'y a plus de pixel segmenté dans l'image,

Choisir le site premier site segmenté et non étiqueté de l'image : $s(n)$

Tant que l'on n'atteint pas un bord de l'image

Choisir le site voisin r tel que

$$x(n+1) = \operatorname{argmax}_{\zeta} P(X_r = \zeta / V_{s(n)}) = \operatorname{argmin}_{\zeta} U(\zeta / V_{s(n)})$$

fin tel que

$$s(n+1) = r$$

$x_r =$ étiquette de la piste

Fin tant que (fin de la piste)

Incrémenter l'étiquette des pistes

Fin tant que

La segmentation génère des fausses alarmes, c'est à dire des pixels n'appartenant probablement pas à une piste. Par conséquent nous avons éliminé de l'image, les éléments de

longueur inférieure à une dizaine de pixels, la longueur des pistes étant de plusieurs dizaines de pixels.

4.3 Application aux images temps fréquence segmentées

Les figures (6) et (7) représentent respectivement les résultats de l'algorithme d'extraction des pistes sur les images des figures (2) et (3). Pour ces exemples, l'algorithme a un comportement satisfaisant. Ce dernier ne nécessite aucune initialisation préalable. Le « seuil de confiance » est fixé automatiquement à partir de la distribution de l'image. Cependant, l'extraction reste sensible au niveau de ce seuil. On peut supposer trouver un exemple où le choix a priori du seuil à partir de la distribution de l'image ne sera pas satisfaisant.

5. Conclusion et perspectives

Nous avons proposé une méthode d'extraction automatique de pistes dans le plan temps fréquence reposant sur un modèle Markovien des pistes. L'intérêt de cette approche est quelle ne nécessite pas la connaissance a priori du début, de la fin, de l'amplitude et du nombre des pistes. Les résultats obtenus montrent que cette approche semble viable. Cependant, pour améliorer la méthode, nous proposons de prendre en compte par la suite, le fait que les pistes soient fortement linéaires localement.



FIG. 2 : image temps fréquence

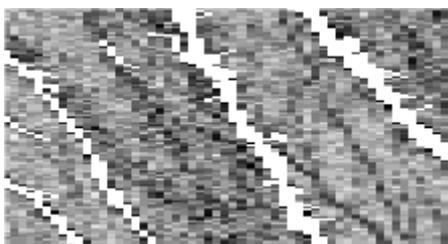


FIG. 3 : image segmentée



FIG. 4 : extraction des pistes



FIG. 5 : image temps fréquence

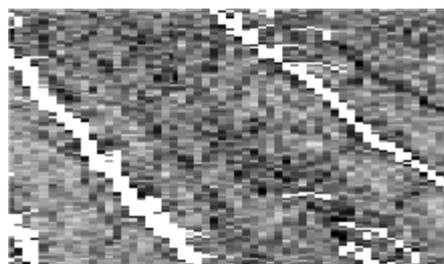


FIG. 6 : image segmentée



FIG. 7 : extraction des pistes

Références

- [1] Y. Bar-Shalom, X. R. Li, Multitarget-multisensor tracking : principles and techniques, YBS publishing, Storrs, 1995.
- [2] R. L. Streit, T. E. Luginbuhl, Maximum Likelihood Method for probabilistic Multi-Hypothesis Tracking, SPIE Int. Symposium, Signal and Data Processing of Small Targets, SPIE Proceedings Vol. 2235, Orlando, FL, 5-7 April 1994.
- [3] H. Gauvrit, C. Jauffret, J. P. Le Cadre, A formulation of multitarget tracking as an incomplet data problem, IEEE transactions on Aerospace and Electronics Systems, Vol. 33, N°4, October 1997.
- [4] S. Paris, C Jauffret, Estimation en aveugle d'une marche aléatoire en fréquence par chaînes de Markov cachées, article N°142, 18ème Colloque GRETSI, Toulouse, septembre 2001.
- [5] J. Besag, On the statistical analysis of dirty pictures, J. of Royal Statistical Society B, 48, 259-302, 1986.